|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| logowydzialu | Instytut Informatyki Politechniki Śląskiej  Zespół Mikroinformatyki i Teorii Automatów Cyfrowych  **Projekt BIAI** | | | logoii | |
| **Rok akademicki:** | **Rodzaj studiów\*: SSI/NSI/NSM** | **Przedmiot:** | | **Grupa:** | **Sekcja:** |
| 2016/2017 | SSI | BIAI | | BDIS | 3 |
| **Skład sekcji:** | Sebastian Oprzędek | **Prowadzący**:  OA/JP/KT/GD/BSz/GB | | GB | |
|  | Krzysztof Kundera |
| *Sprawozdanie* | | | | | |
| Temat:  Szacowanie zmiany położenia punktu na podstawie dotychczasowej trajektorii ruchu (śledzenie obiektów)  Adres repozytorium: <https://github.com/krzykun/biai> | | | | | |
| Data:  dd/mm/yyyy | | | 03/09/2017 | | |

Adres repozytorium: <https://github.com/krzykun/biai>

1. *Temat projektu.*

Szacowanie zmiany położenia punktu na podstawie dotychczasowej trajektorii ruchu (śledzenie obiektów)

1. *Założenia projektu.*

- Wyznaczanie kolejnych punktów poruszania się obiektu na podstawie

dotychczasowej trajektorii w przestrzeni dwuwymiarowej za pośrednictwem sieci neuronowej

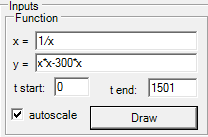
- Możliwość konfiguracji parametrów sieci (ilość warstw, ilość neuronów na

warstwach)  
- Analiza wyników dla różnych konfiguracji sieci  
- Prezentacja wyników w postaci wykresu  
- Porównanie wyników z klasyczną aproksymacją funkcjami (np. potęgowa,

wielomiana, wykładnicza)

1. *Analiza zadania.*

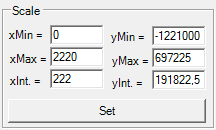
Projekt powinien być łatwy w obsłudze dla użytkownika oraz umożliwiać jak największą automatyzację zadań, tak aby wykonanie testów wymagało jak najmniejszej ilości akcji przez użytkownika. Projekt powinien posiadać gui umożliwiające wykonanie założeń wraz z rysowaniem wykresów.

1. *Specyfikacja zewnętrzna.*
2. Rysowanie funkcji

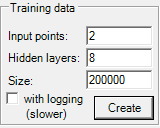
Ramka umożliwiająca rysowanie funkcji  
w postaci x(t) i y(t) na wspólnym wykresie

umieszczonym poniżej. Funkcja rysowana jest  
w zakresie od t-start do t-end. Dla każdego  
punktu z tego zakresu rysowany jest jeden  
punkt na wykresie. Dołączona jest także opcja  
autoskalowania wykresu.

Dozwolone są tutaj operacje mnożenia, dzielenia i dodawania oraz proste funkcje – sin, cos, log, tan, abs.

1. Skalowanie wykresu

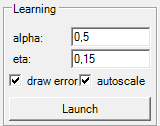
Ramka umożliwia skalowanie wykresu zgodnie z podanymi parametrami.

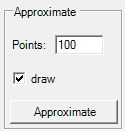
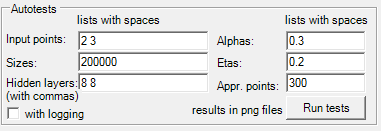


1. Generowanie danych uczących

Ramka umożliwia generowanie danych testowych  
zgodnie z podanymi parametrami.  
Input points – liczba par x,y branych pod uwagę  
podczas generowania danych  
Hidden layers – liczba neuronów na warstwach  
wewnętrznych. Warstwy oddzielane są za pomocą spacji

1. Uczenie sieci

Ramka umożliwia uczenie sieci stworzonymi danymi testowymi  
z podanymi parametrami alpha i eta.  
Opcja draw error pozwala stworzyć wykres błędu, a opcja autoscale pozwala na autoskalowanie tego wykresu.**

1. Aproksymacja (testowanie sieci)  
   Ramka pozwala na aproksymacje funkcji podanej w ramce odpowiedzialnej za rysowanie za pomocą sieci nauczonej danymi uczącymi.  
   Wynik aproksymacji jest dołączany do wykresu (jeśli oznaczony jest checkbox „draw”)
2. *Autotestowanie*

Autotestowanie umożliwia wykonanie wszystkich powyższych akcji dla podanych parametrów   
w odpowiedniej kolejności (rysowanie funkcji, generowanie danych, uczenie i aproksymacja). Otrzymany wykres zapisywany jest do pliku graficznego, a w nazwie znajdują się wszystkie parametry sieci wraz z otrzymanym pierwiastkiem błędu średniokwadratowego.   
Parametry oddzielane są za pomocą spacji, za wyjątkiem „hidden layers” gdzie spacjami są oddzielane wartstwy w pojedynczej konfiguracji, a konfiguracje oddzielane są przecinkami.

1. *Specyfikacja wewnętrzna.*
2. Sieć neuronowa  
     
   Własna implementacja sieci neuronowej podzielona jest na 3 klasy główne:  
   - Net

- Neuron

- TrainingData

1 pliki pomocnicze:

- Connection

- Topology

oraz klasę kontrolującą sieć:

- NeuralNetwork

Net – klasa główna, zawierająca model sieci (strukturę), ostatnie błędy uczenia oraz standardowe funkcje sieci neuronowych: feedForward, getResults, backProp oraz getRecentAverageError. Dołączona jest także funkcja zapisująca sieć do pliku „net.txt”

class Net

{

private:

Topology topology;

double prv\_error;

double prv\_recentAverageError;

double prv\_recentAverageSmoothingFactor;

};

public:

Net(const TopologySchema &topologySchema, double alpha, double eta);

Net(string fileName);

~Net();

void feedForward(const vector<double> &inputValues);

void backProp(const vector<double> &targetValues);

void getResults(vector<double> &resultValues) const;

double getRecentAverageError(void) const { return prv\_recentAverageError; }

void save(string filename);

}

TrainingData – klasa używana do tworzenia pliku z danymi uczącymi oraz następnie pobierania tych danych. Dane przechowywane są w pliku „trainingData.txt”.

enum OpenType{READ, WRITE};

class TrainingData

{

fstream prv\_trainingDataFile;

public:

TrainingData(const string filename, OpenType openType);

~TrainingData();

bool isEof(void) { return prv\_trainingDataFile.eof(); }

void getTopology(vector<unsigned> &topology);

void setTopology(TopologySchema topologySchema);

unsigned getNextInputs(vector<double> &inputValues);

unsigned getTargetOutputs(vector<double> &targetOutputValues);

void generate(TopologySchema topologySchema, int size, int tStart, int tEnd, int tDelta, string xFunction, string yFunction);

};

Neuron – Klasa przechowująca pojedynczy neuron. Przechowuje aktualne wartości neuronu oraz umożliwia operacje na nich. Każdy neuron połączony jest strukturą Connection z neuronami z kolejnej warstwy, aby umożliwić operacje na strukturze warstwowej.

typedef vector<Neuron> Layer;

class Neuron

{

const unsigned prv\_myIndex;

double prv\_outputValue;

vector<Connection> prv\_outputWeights;

static double transferFunction(double x);

static double transferFunctionDerivative(double x);

double prv\_gradient;

public:

Neuron(unsigned howManyOutputs, const unsigned \_myIndex, double \_alpha, double \_eta);

~Neuron();

void setOutputValue(double outValue) { prv\_outputValue = outValue; }

double getOutputValue(void) const { return prv\_outputValue; }

void feedForward(const Layer &previousLayer);

void calcOutputGradients(double targetValue);

void calcHiddenGradients(const Layer &nextLayer);

double sumDOW(const Layer &nextLayer) const;

void updateInputWeights(Layer &prevLayer);

double alpha; //0.0 - n multiplier of the last weight change (momentum)

double eta; //0.0 - 1.0 training rate

static double randomWeight(void) { return rand() / double(RAND\_MAX);}

string toString();

void update(vector<double> values);

};

Connection – struktura przechowująca wagi połączeń pomiędzy neuronami z sąsiednich warstw.

struct Connection

{

double weight;

double deltaWeight;

};

Topology – plik przechowujący funkcje pomocnicze służące głównie do ułatwienia pracy na warstwach neuronów.

typedef vector<unsigned> TopologySchema;

typedef vector<Neuron> Layer;

typedef vector<Layer> Topology;

Topology createTopology(TopologySchema topologySchema, double alpha, double eta);

Topology createTopology(TopologySchema topologySchema);

TopologySchema createTopologySchema(string topologySchemaString);

TopologySchema createTopologySchema(int inputPoints, string hiddenLayers);

TopologySchema getTopologySchemaFromFile(fstream &file);

vector<TopologySchema> createTopologySchemas(vector<unsigned> inputs, vector<string> hiddenLayers);

string toString(TopologySchema);

TopologySchema toTopologySchema(Topology topology);

NeuralNetwork – klasa kontrolująca sieć neuronową. Umożliwia operacje na klasach wymienionych powyżej:  
- tworzenie danych testowych  
- uczenie sieci  
- aproksymacja dla poszczególnego punktu oraz dla przedziału.

vector<double> getInputsForPoint(string xFunction, string yFunction, int inputPoints, string hiddenLayers, double t, Normalizer xNormalizer, Normalizer yNormalizer);

void approximate(int size, int tStart, int tEnd, stringstream& ss, string xFunction, string yFunction, TopologySchema topologySchema, int points, ChartArea^ chartArea, Series^ chartSeries, bool draw, double& rootMeanSqureErrorX, double& rootMeanSqureErrorY);

void launchLearning(double alpha, double eta, stringstream& ss, ChartArea^ chartArea, Series^ chartSeries, bool draw, bool autoscale);

void createTestData(TopologySchema topologySchema, int size, int tStart, int tEnd, int points, string xFunction, string yFunction, System::Windows::Forms::TextBox^ textBox, bool withTopology);

1. Common

Moduł zawierający funkcje, które mogą być ponownie wykorzystane w innym projekcie.  
Zawartość:  
- zewnętrzna biblioteka expression\_parser – umożliwiająca rozwiązywanie prostych równań.  
- klasa Expression  
- klasa Normalizer  
- klasa StringHelper

Klasa Expression – klasa rozszerzająca możliwości biblioteki expression\_parser o podmienianie parametru p w równaniu o podaną wartość oraz rozwiązująca równania z nawiasami oraz proste funkcje: sin, cos, tan, abs i log.

typedef string Function;

void replaceStrings(const std::string& str, const std::string& toReplace, const std::string& replacer);

Function replaceParameterT(Function expression, double parameter);

Function commonFunctions(Function expression);

Function solveBrackets(Function expression);

double solve(Function expression);

double solve(Function expression, double parameterT);

double maxValue(Function function, int tStart, int tEnd);

double minValue(Function function, int tStart, int tEnd);

Normalizer – klasa normalizująca wartości do przedziału 0-1 i spowrotem.

class Normalizer

{

double scale;

double minValue;

public:

Normalizer(double minValue, double maxValue);

Normalizer(double scale);

double normalize(double realValue);

double realValue(double normalizedValue);

};

StringHelper – plik przechowujący funkcje umożliwiające operacje na ciągach znaków.

void replaceStrings(std::string& str, const std::string& toReplace, const std::string& replacer);

vector<string> splitByChar(const string str, const char c);

vector<string> splitBySpaces(const string& str);

vector<string> splitBySpaces(System::String^ systemString);

vector<string> splitByCommas(const string str);

vector<string> splitByCommas(System::String^ systemString);

vector<unsigned> toUnsignedIntVector(string line);

vector<unsigned> toUnsignedIntVector(System::String^ systemString);

vector<double> toDoubleVector(string line);

vector<double> toDoubleVector(System::String^ systemString);

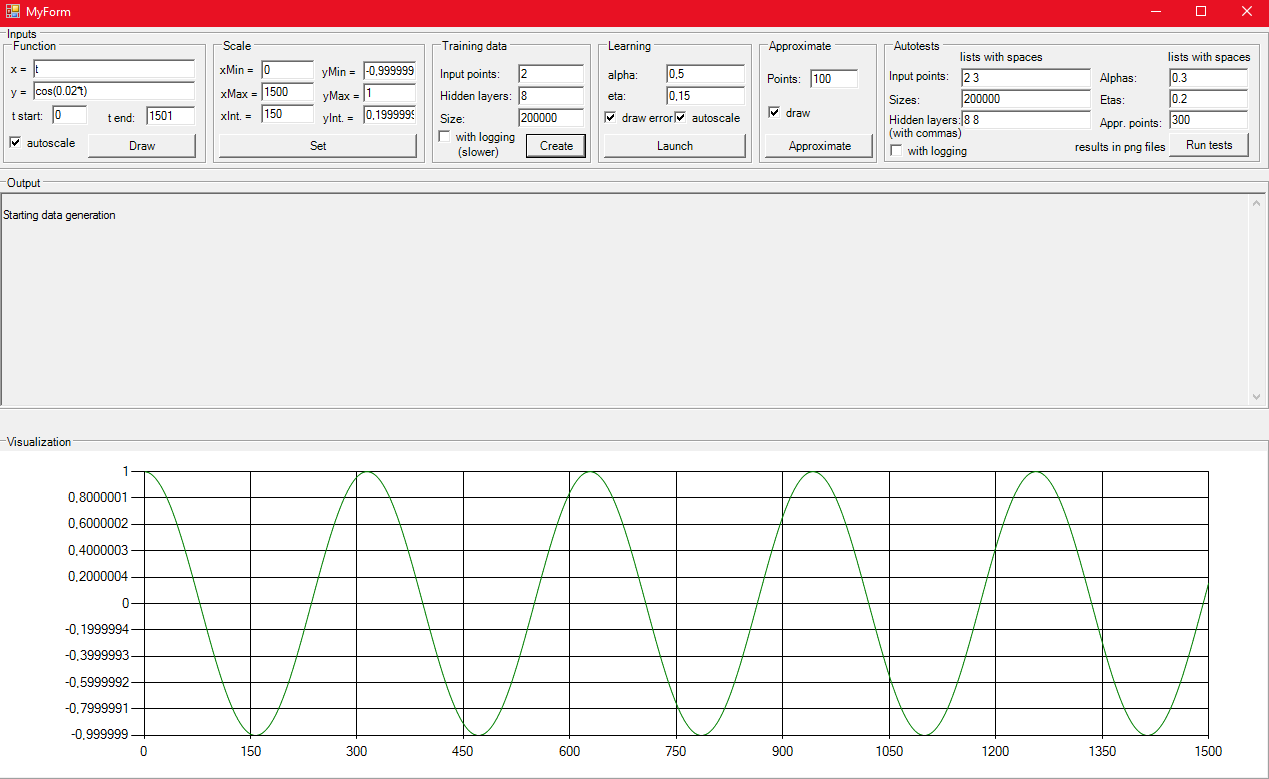
string toStdString(System::String^ systemString);

System::String^ toSystemString(string s);

string showVectorVals(string label, std::vector<double> &v);

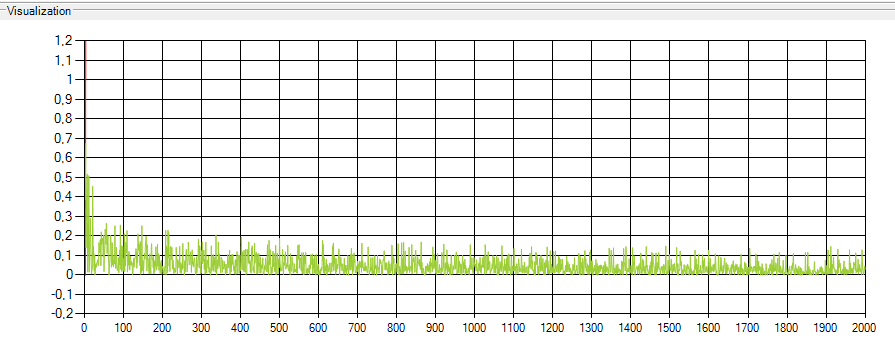
1. Klasa gui – MainForm

Udostępnia widok dla użytkownika oraz kontrolki pozwalające sterować programem.  
Z tego poziomu kontrolowana jest cała aplikacja wraz wykresem.



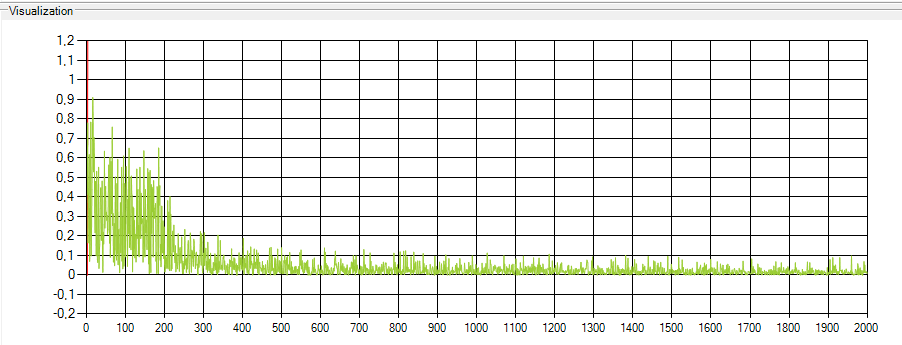
1. Wnioski z okresu tworzenia programu
2. Ilość warstw neuronów

1 . Testy przeprowadzone na funkcji liniowej y=ax+b, gdzie a i b są losowe, a przyrost x jest stały.  
dane wejściowe sieci: 5 kolejnych współrzędnych y  
dane wyjściowe sieci: 6 współrzędna y  
  
Wykres błędu dla pliku:   
trainingYCoordinate.txt - wrong, too small net   
Topologia: 5 4 1



Wynik jest niezadowalający. Końcowy błąd jest zbyt duży.

Wykres błędu dla pliku:   
trainingYCoordinate.txt – good  
Topologia: 5 4 4 1



Końcowy błąd jest mniejszy. Efekt został poprawiony przez dodanie drugiej warstwy ukrytej w sieci.

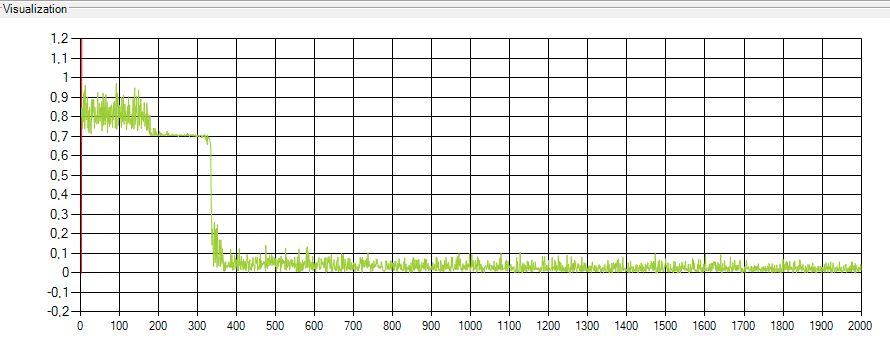
Wnioski:

* Sieć z większą liczbą warstw uczy się dłużej, ale efekt końcowy jest lepszy.
* Dla naszych potrzeb sieć jednowarstwowa prawdopodobnie nie wystarczy.

2. Testy dla funkcji liniowej w postaci:

x = a\*t  
y= b\*t  
gdzie a i b są losowe, a przyrost t jest stały   
dane wejściowe sieci: 5 kolejnych współrzędnych x i y  
dane wyjściowe sieci: 6 współrzędne x i y

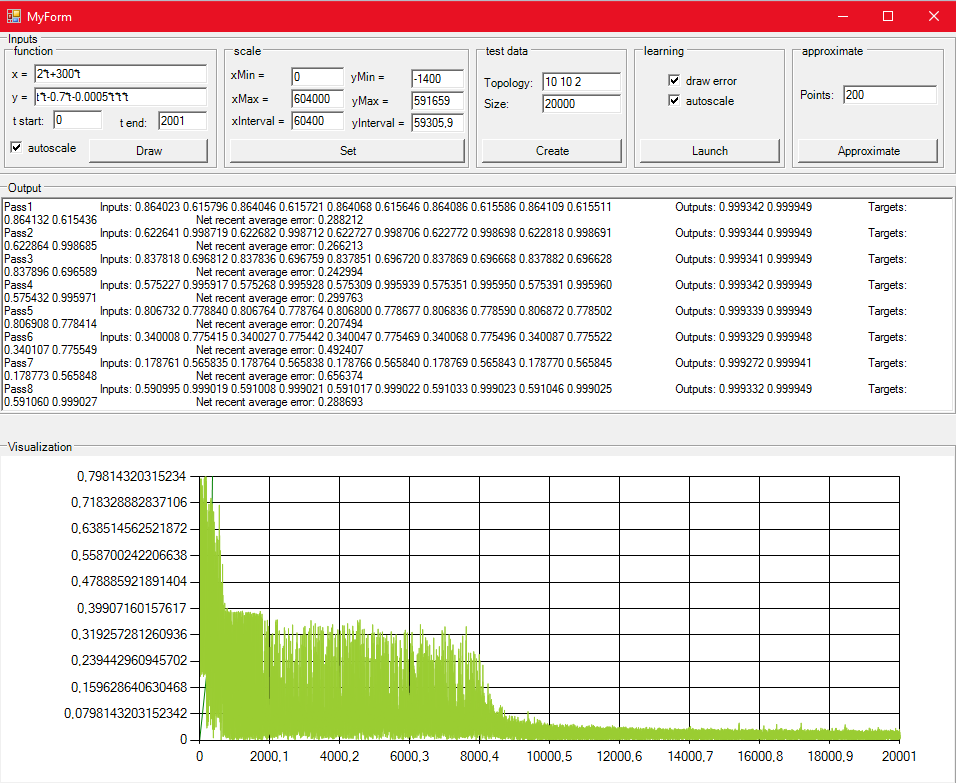
Wykres błędu dla pliku:   
trainingYCoordinate.txt – good   
Topologia: 10 10 2

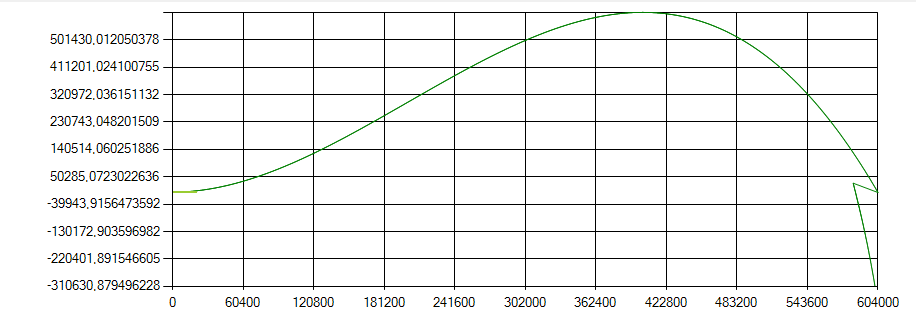


Test pokazał, że zastosowanie postaci parametrycznej funkcji pozwoli nam na użycie obu współrzędnych. Jednocześnie zauważyłem, że zwiększenie ilości neuronów na warstwie ukrytej danej efekt podobny jak dodanie drugiej warstwy. W tym przypadku sieć jednowarstwowa wystarczyła do uzyskania zadowalającego rezultatu.

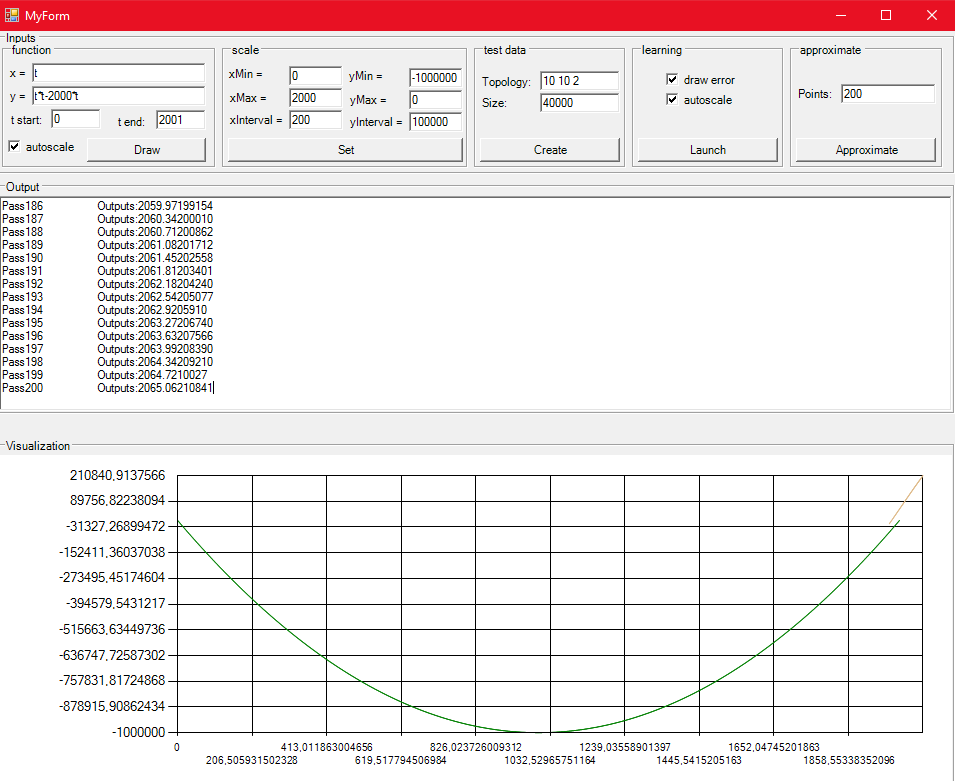
1. Ilość danych testowych

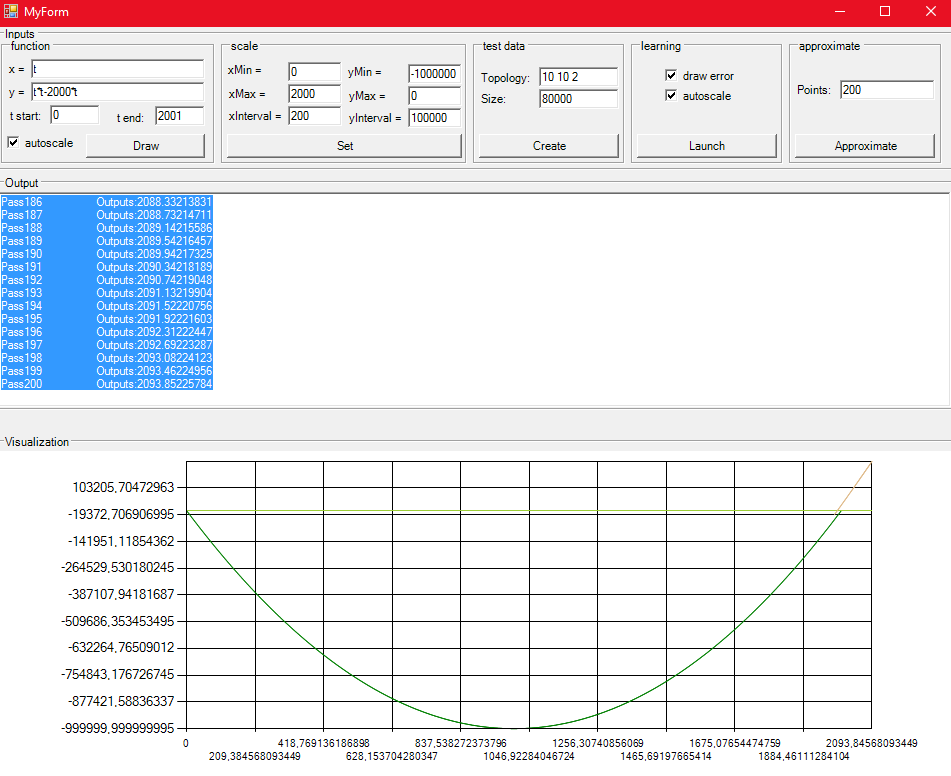
Dla funkcji:  
x = 2\*t+300\*t  
y = t\*t-0.7\*t-0.0005\*t\*t\*t\*t

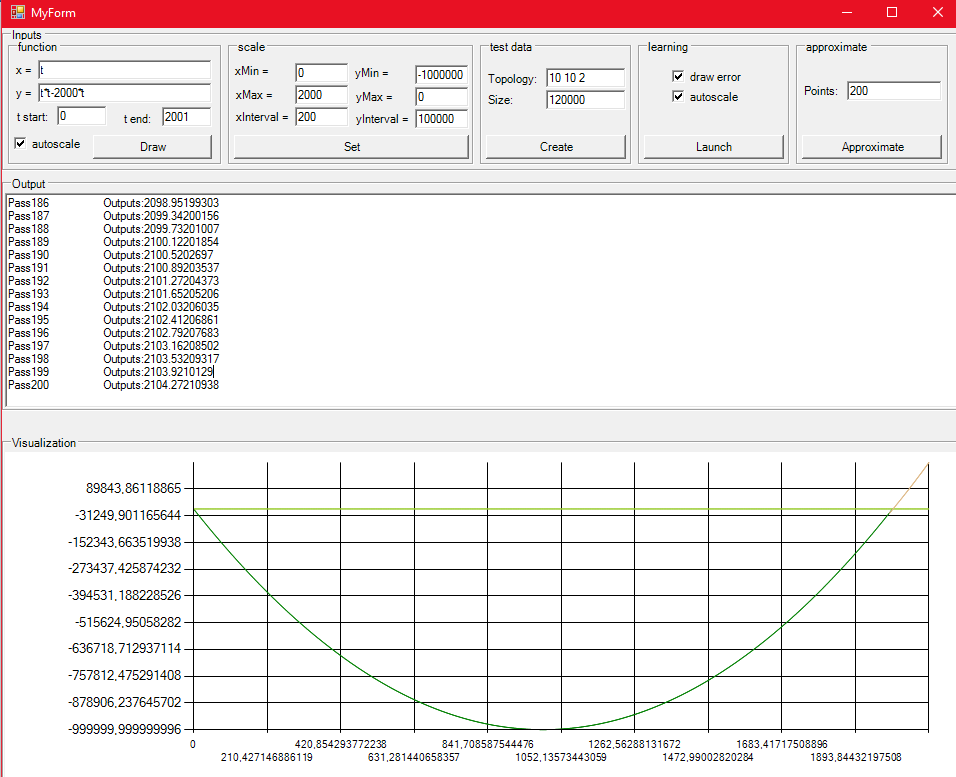


  
Przy takiej ilości danych uczących sieć nie uczy się wystarczająco. O ile dla danych testowych będących z przedziału danych uczących sieć działa dobrze, o tyle gdy próbujemy aproksymować funkcję, tj. pobierać punkty spoza przedziału sieć nie zwraca odpowiednich wartości. Dopiero zwiększenie ilości danych uczących do 200000 poprawia wyniki zadowalająco.  
Uwaga: po takiej zmianie nauka sieci trwa długo, przez co obliczenia wykonują się zdecydowanie dłużej.

Przykładowe screeny z działania programu:



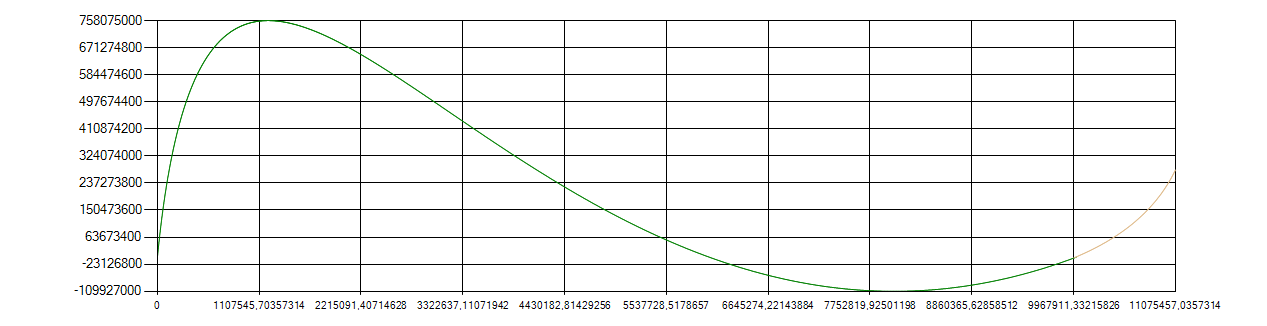




1. Wnioski z testowania
2. Testy dla funkcji: **x= 2 x (t+500) x t**

**Y= t x t x t-3500 x t x t+3000000 x t**

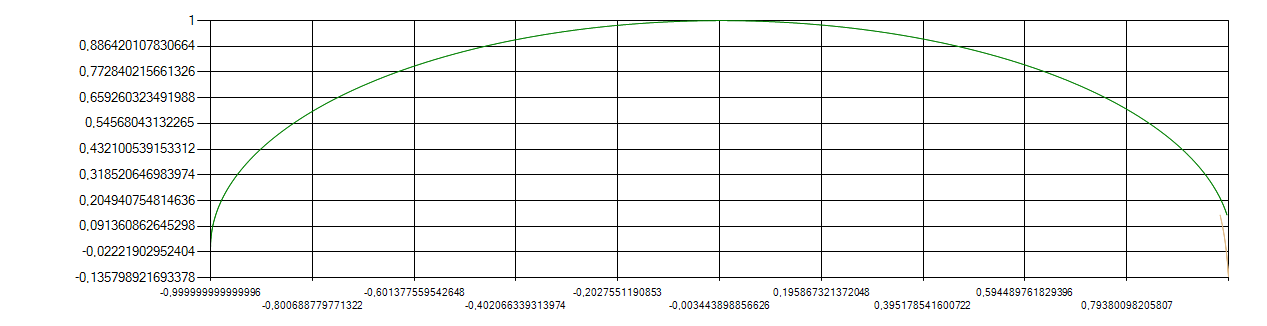
Dla większości funkcji najmniejszy błąd otrzymywany jest dla alpha (momentum sieci) = 0.2 lub 0.3 i eta (współczynnik uczenia) = 0.2



Alpha: 0.2 tStart: 0 topology: 4 8 8 2 xError: 392789

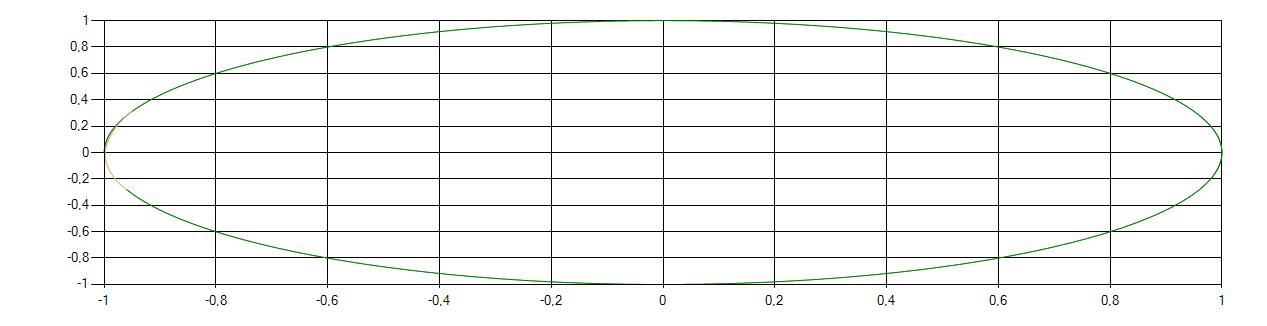
Eta: 0.2 tEnd: 2001 trainingDataSize: 50000 yError: 1.30824e+07

1. Testy dla funkcji:  
   **x= -1 x cos(0.002 x t)  
   y= sin(0.002 x t)**

przedział 0-1501: w przedziale uczącym znajduje sie za mały fragment funkcji, aby sieć mogła się jej dobrze nauczyć. Nie widać "zawinięcia funkcji".

Alpha: 0.4 tStart: 0 topology: 8 8 8 2 xError: 0.0370744  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 0.152555

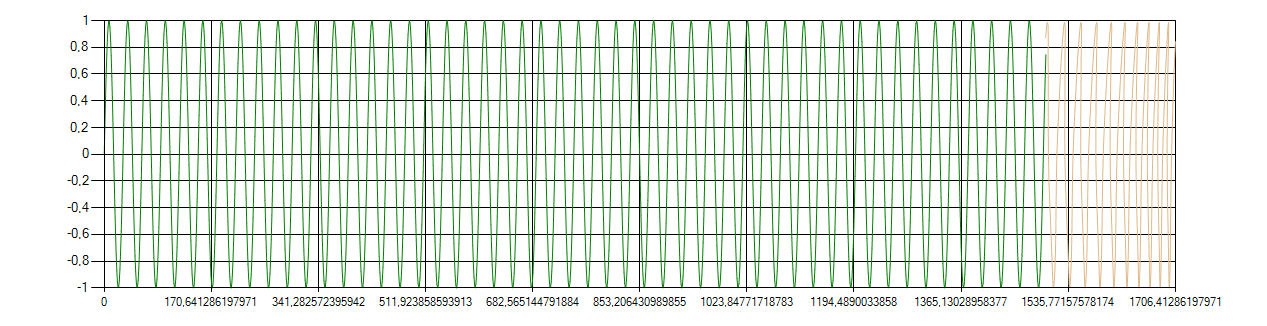
przedział 0-3001: wystarczający przedział do poprawnego działania sieci.



Alpha: 0.3 tStart: 0 topology: 6 8 8 2 xError: 0.00148433  
Eta: 0.2 tEnd: 3001 trainingDataSize: 500000 yError: 0.0113693

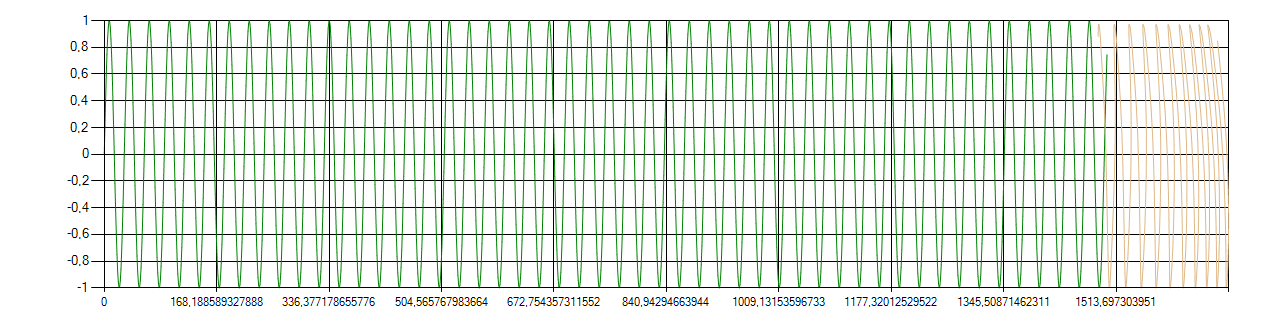
1. Testy dla funkcji:

**x= t  
y= sin(0.21 x t)**

Dla większości podstawowych funkcji topologia 4 8 8 2 jest wystarczająca.  
Wystarczający jest także zbiór 500000 danych testowych.

Alpha: 0.4 tStart: 0 topology: 4 8 8 2 xError: 46.5979  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 0.00873781

Optymalna ilość punktów danych wejściowych sieci (pierwsza warstwa) zależy od rodzaju sieci, jednak dla większości przypadków optymalnym rozmiarem jest 4 (2 pary x,y)

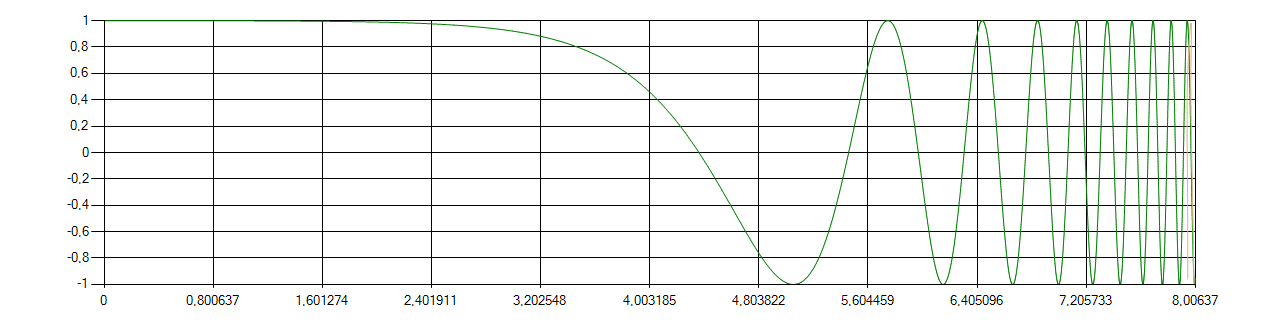
dla funkcji x = t, y = sin(0.21\*t) zwiększenie rozmiaru pierwszej warstwy pogorszyło otrzymane wyniki:Alpha: 0.5 tStart: 0 topology: 6 8 8 2 xError: 65.0591  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 0.0150533

1. Testy dla funkcji:

**x= log(t)  
y= cos(0.02 x t)**

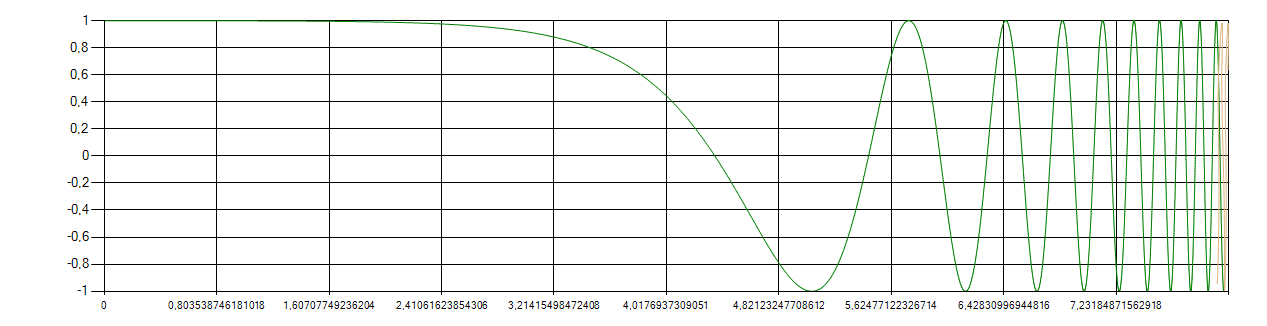
Gdy sieć dobrze nauczy się funkcji długość aproksymowanego odcinka nie ma znaczenia.

Aproksymujemy 300 punktów (1/10 przedziału uczącego):



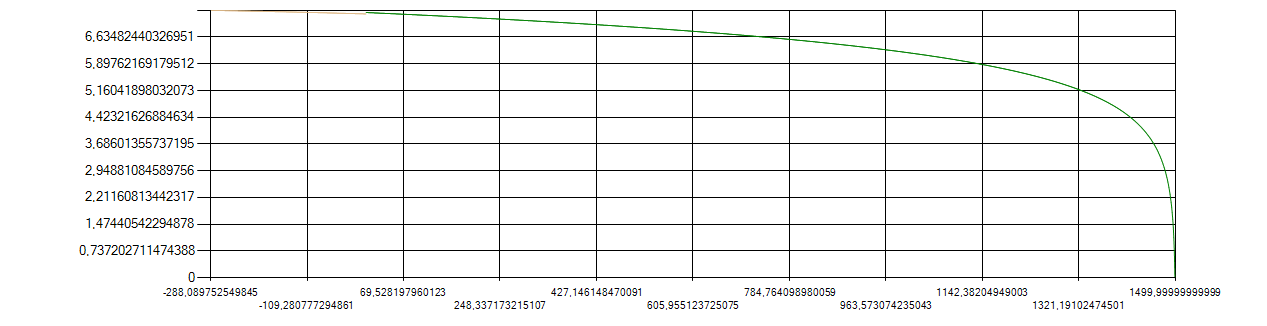
Alpha: 0.3 tStart: 0 topology: 6 8 8 2 xError: 0.0866225  
Eta: 0.2 tEnd: 3001 trainingDataSize: 1000000 yError: 0.0128719  
appr.points 300

Aproksymujemy 500 punktów (1/6 przedziału uczącego):

  
Alpha: 0.3 tStart: 0 topology: 6 8 8 2 xError: 0.0899868  
Eta: 0.2 tEnd: 3001 trainingDataSize: 1000000 yError: 0.00793309  
appr.points 500

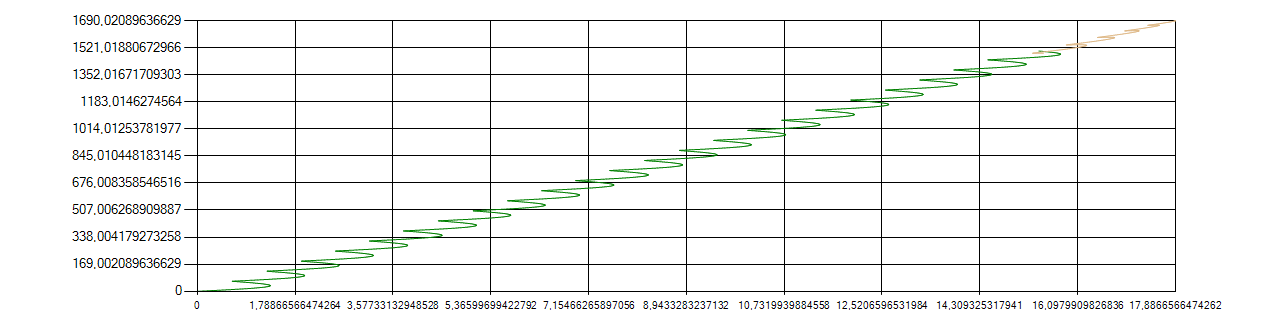
W tym przypadku błąd dla aproksymacji 500 punktów był nawet trochę mniejszy niż dla aproksymacji 300 punktów. Zazwyczaj te wartości są bardzo zbliżone, a ich różnice wynikają z losowości sieci i zmieniają się przy kolejnych próbach dla tych samych parametrów.

1. Testy dla funkcji:  
   **x= 1500-t  
   y= log(t)**  
     
   Optymalna topologia zależy od rodzaju funkcji. Tutaj było 6 6 4 2. Optymalna alpha dla tej funkcji wynosiła 0.2, eta również 0.2.



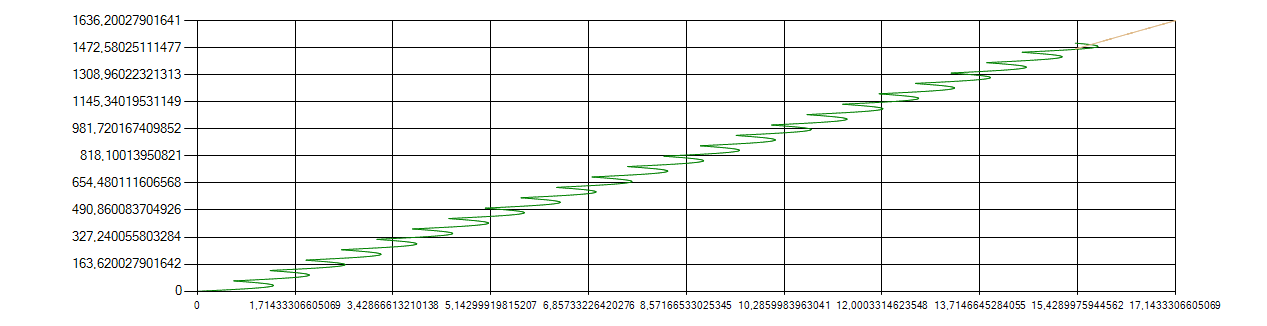
Alpha: 0.2 tStart: 0 topology: 6 6 4 2 xError: 5.76625  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 0.083361

1. Testy dla funkcji:  
   **x= abs(sin(0.05 x t))+0.01 x t  
   y= t**



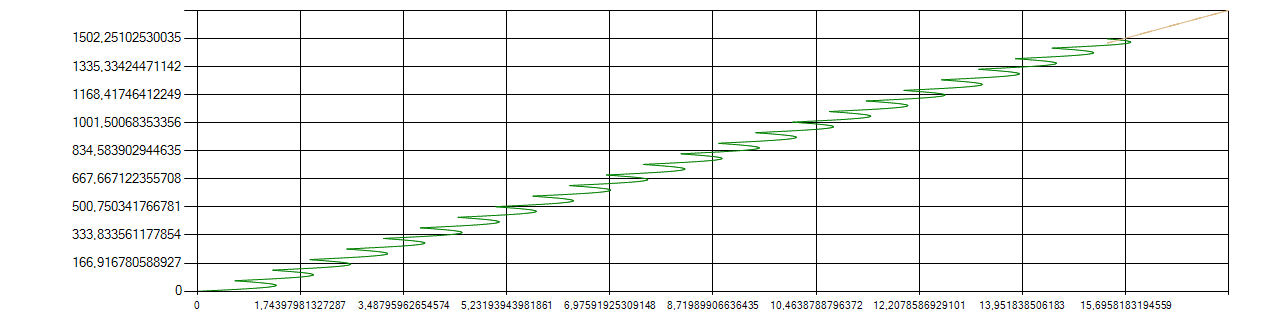
Alpha: 0.2 tStart: 0 topology: 4 8 8 2 xError: 0.429911  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 58.4044

Zwiększenie topologii z 4 8 8 2 do 4 8 8 8 2 nie pomogło. Błąd nawet się zwiększył co naszym zdaniem wynika ze zbyt małej ilości danych uczących.



Alpha: 0.2 tStart: 0 topology: 4 8 8 8 2 xError: 0.847951  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 500000 yError: 91.2454

Zwiększenie liczby danych uczących do 1000000 pomogło zmniejszyć błąd, jednak ciągle jest on większy niż dla topologii 4 8 8 2:



Alpha: 0.2 tStart: 0 topology: 4 8 8 8 2 xError: 0.653151  
Eta: 0.2 tEnd: 1501 trainingDataSize: 1000000 yError: 67.1153

Prawdopodobnie dopiero kolejne zwiększenie pozwoliłoby na osiągnięcie lepszego wyniku dla większej topologii, jednak dla takiej konfiguracji czas obliczeń jest zbyt duży, dlatego zaprzestaliśmy kolejnych testów dla tej funkcji.

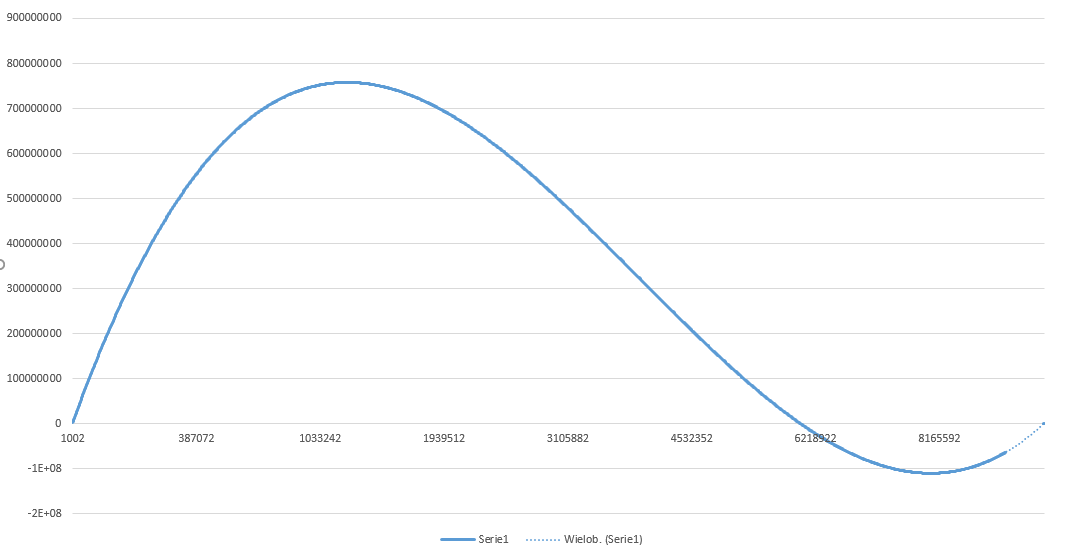
1. Porównanie wyników z klasyczną aproksymacją funkcjami (np. potęgowa, wielomiana, wykładnicza)

Analiza aproksymowania funkcji sprowadza się do stworzenia funkcji na podstawie punktów.  
Excel umożliwia stworzenie wybranych funkcji:  
- f. liniowa  
- f. logarytmiczna  
- f. wielomianowa

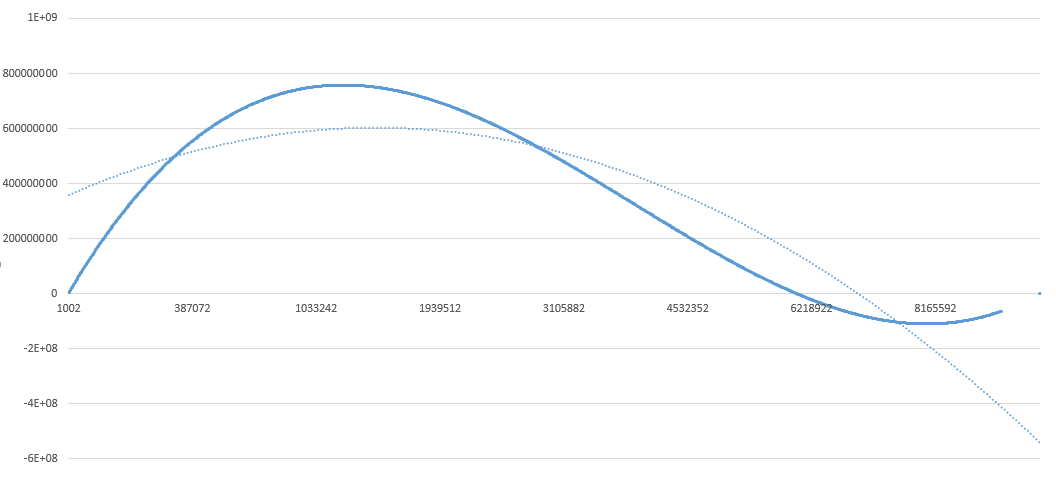
Jeśli wybierzemy odpowiednią funkcję to aproksymacja przebiegnie bez porównania lepiej:  
(przez oczywistość opuściliśmy tutaj obliczanie błędu aproksymacji)

**x= 2 x (t+500) x t  
Y= t x t x t-3500 x t x t+3000000 x t**

Aproksymowane funkcją wielomianową 3 stopnia.



Jeśli jednak wybierzemy zły rodzaj funkcji (np. aproksymowanie funkcją wielomianową o mniejszym stopniu – tutaj 2) to aproksymacja nie ma sensu.   
Na wykresie przedstawiono cały przebieg wyznaczonej funkcji, czyli odcinek znany + aproksymowany.



Skuteczne jest tutaj stosowanie większego stopnia wielomianu, lecz excel ogranicza nas tylko do 6.  
Nie znaleźliśmy także programu wspierającego aproksymację funkcji bardziej złożonych, tak jak robimy to w naszym projekcie.   
Aproksymacja w sposób klasyczny jest odpowiednim rozwiązaniem dla potrzeb naukowych, kiedy znamy typ funkcji, jednak nie sprawdzi się dla szacowania trajektorii ruchu obiektu. Dla takich celów odpowiednie jest szacowanie za pomocą sieci neuronowej.

1. Wnioski:

* Aproksymacja funkcji siecią neuronową okazała się skuteczna, pod warunkiem użycia wielu punktów uczących.
* Użycie postaci parametrycznej funkcji pozwoliło na odzwierciedlenie ruchu obiektu w przestrzeni dwuwymiarowej w czasie. Analogicznie można dodać 3 wymiar.
* Sieć z większą liczbą warstw uczy się dłużej, ale efekt końcowy jest lepszy.
* Dla naszych potrzeb sieć jednowarstwowa nie wystarczyła. Najskuteczniejsze okazały się sieci o dwóch warstwach wewnętrznych
* Zwiększenie ilości neuronów na warstwie ukrytej danej efekt podobny jak dodanie drugiej warstwy. W niektórych przypadkach sieć jednowarstwowa wystarczyła do uzyskania zadowalającego rezultatu.
* O ile dla danych testowych będących z przedziału danych uczących sieć działa dobrze, o tyle gdy próbujemy aproksymować funkcję, tj. pobierać punkty spoza przedziału sieć nie zwraca odpowiednich wartości. Dopiero zwiększenie ilości danych uczących do 200000 poprawia wyniki zadowalająco. Po takiej zmianie nauka sieci trwa długo, przez co obliczenia wykonują się zdecydowanie dłużej.
* Dla większości funkcji najmniejszy błąd otrzymywany jest dla alpha (momentum sieci) = 0.2 lub 0.3 i eta (współczynnik uczenia) = 0.2
* Dla większości podstawowych funkcji topologia 4 8 8 2 jest wystarczająca. Wystarczający jest także zbiór 500000 danych testowych.
* Optymalna ilość punktów danych wejściowych sieci (pierwsza warstwa) zależy od rodzaju sieci, jednak dla większości przypadków optymalnym rozmiarem jest 4 (2 pary x,y)
* Gdy sieć dobrze nauczy się funkcji długość aproksymowanego odcinka nie ma znaczenia.
* Aproksymacja w sposób klasyczny jest odpowiednim rozwiązaniem dla potrzeb naukowych, kiedy znamy typ funkcji, jednak nie sprawdzi się dla szacowania trajektorii ruchu obiektu. Dla takich celów odpowiednie jest szacowanie za pomocą sieci neuronowej.

Adres repozytorium: <https://github.com/krzykun/biai>